

# ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ, СИСТЕМНИЙ АНАЛІЗ ТА КЕРУВАННЯ

УДК 62-50

П.І. Бідюк, А.В. Федоров

## ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ ПРОЦЕСІВ НА БІРЖІ З ВИКОРИСТАННЯМ ІНДИКАТОРІВ ТЕХНІЧНОГО АНАЛІЗУ

### Вступ

Задача прогнозування руху цін активів на фінансових біржах світу перебуває в центрі уваги багатьох дослідників, оскільки результати прогнозування використовуються при прийнятті рішень щодо виконання торгових операцій [1, 2]. Процеси ціноутворення на біржах мають нестационарний стохастичний характер, що потребує застосування нестандартних процедур моделювання і прогнозування. Як правило, це процеси з детермінованими або стохастичними трендами (можлива наявність гетероскедастичності) [3, 4]. Прогнозування тренду і короткострокових коливань, які накладаються на нього, можна виконувати за допомогою моделей авторегресії з інтегрованим ковзним середнім (АРИКС), нейронних мереж, моделей байєсівської регресії, методу групового врахування аргументів (МГВА) та деяких інших типів моделей [5, 6]. Кожний метод має свої переваги та недоліки щодо практичного застосування. Одним з істотних недоліків більшості методів є наявність затримки в часі на один-два кроки оцінок прогнозу по відношенню до фактичного розвитку процесу ціноутворення. Використання нейромереж і МГВА супроводжуються значними обчислювальними витратами на навчання моделей; досить проблемною залишається “прозорість” моделей, отриманих за цими методами. Так, модель, побудована за МГВА, буває складною щодо візуалізації отриманого результату і, відповідно, розуміння структури такої моделі. Відносно простими у використанні є моделі множинної регресії і АРИКС, для яких існує достатньо глибоко розроблена теорія аналізу результатів моделювання та прогнозування. Для моделей АРИКС можна будувати функції прогнозування на довільне число кроків, що істотно спрощує весь процес прогнозування та аналізу статистичних характеристик якості прогнозів.

Стаття присвячена моделюванню і прогнозуванню процесів ціноутворення за допомогою моделей множинної регресії з можливим додаванням авторегресійних складових, які дають

можливість покращувати результати. Моделі будуються на основі фактичних даних щодо ціноутворення та індикаторів, які використовуються трейдерами при виконанні операцій торгівлі.

### Постановка задачі

Мета статті – побудувати моделі для прогнозування нестационарних процесів ціноутворення на валютній біржі, які забезпечать формування високоякісних оцінок прогнозів без затримки в часі. Крім того, прогнозуючі моделі повинні забезпечувати прогнозування коректного напрямку розвитку процесу ціноутворення з ймовірністю не менше 0,7. Для побудови регресійних моделей слід використовувати індикатори технічного аналізу, які застосовуються трейдерами при прийнятті рішень щодо виконання торговельних операцій.

### Індикатори технічного аналізу

Відомо, що досвідчені трейдери на біржах досить успішно використовують індикатори технічного аналізу, які формуються на основі даних щодо фактичного руху цін протягом визначеного проміжку часу. Одними з основних індикаторів технічного аналізу, до яких вдаються як трейдери, так і відомі технічні аналітики фінансових структур, є *Pivot Point*, *Woodie's Pivot Points*, *Fibonacci's Pivot Points*, *Camarilla's Pivot Points*. Вирази для розрахунку перших трьох індикаторів наведено в табл. 1–3 [7].

Таблиця 1. Індикатор *Pivot Points*

Позначення	Вираз для обчислення
$R1$	$2Pivot - L$
$R2$	$Pivot + (H - L)$
$R3$	$H + 2(Pivot - L)$
$Pivot$	$(H + L + C) / 3$
$S1$	$2Pivot - H$
$S2$	$Pivot - (H - L)$
$S3$	$L - 2(H - Pivot)$

Таблиця 2. Індикатор *Woodie's Pivot Points*

Позначення	Вираз для обчислення
$R1$	$2Pivot - L$
$R2$	$Pivot + (H - L)$
$Pivot$	$(H + L + 2C) / 4$
$S1$	$2Pivot - H$
$S2$	$Pivot - (H - L)$

Таблиця 3. Індикатор *Fibonacci's Pivot Points*

Позначення	Вираз для обчислення
$R1$	$Pivot + 0,382(H - L)$
$R2$	$Pivot + 0,618(H - L)$
$R3$	$Pivot + 1,0(H - L)$
$Pivot$	$(H + L + C) / 3$
$S1$	$Pivot - 0,382(H - L)$
$S2$	$Pivot - 0,618(H - L)$
$S3$	$Pivot - 1,0(H - L)$

В таблицях використано такі позначення:  $H$  – найвища ціна минулого дня;  $L$  – найнижча ціна минулого дня;  $C$  – ціна закриття минулого дня;  $Pivot$  – “точка” розвороту;  $S1$  – перший рівень підтримки;  $S2$  – другий рівень підтримки;  $S3$  – третій рівень підтримки;  $R1$  – перший рівень супротиву;  $R2$  – другий рівень супротиву;  $R3$  – третій рівень супротиву. Принцип роботи всіх індикаторів однаковий. Якщо ціна відкриття вища за  $Pivot$  і ціна починає рухатись донизу, то з точки зору технічного аналізу існує ймовірність, що після досягнення значення  $Pivot$  ціна піде вгору. У випадку, коли цього не станеться і ціна продовжуватиме прямувати донизу, то з точки зору технічного аналізу існує ймовірність розвороту руху ціни або зупинки руху ціни донизу при підході до рівня  $S1$ . Така ж сама ситуація має місце для  $S2$  і  $S3$ . Зазначимо, що до значення  $S3$  ціна доходить дуже рідко. Але якщо таке трапляється і вона опускається нижче рівня  $S3$ , то ймовірність майбутнього руху вниз є дуже незначною. Аналогічна ситуація у випадку руху ціни вгору (тільки замість індикаторів  $S1$ ,  $S2$ ,  $S3$  необхідно користуватись рівнями  $R1$ ,  $R2$ ,  $R3$ ).

### Прогнозування на основі регресійних моделей

Для розв'язання задачі оцінювання високоякісних прогнозів процесів ціноутворення побудуємо моделі множинної регресії з використанням згаданих вище індикаторів ринку. Як приклад розглянемо котирування щоденних мінімальних цін відношення долара до швейцарського франка за період з 2007 по 2008 р. на міжнародному валютному ринку FOREX. У зв'язку з тим, що невідомо, яким з індикаторів користується більшість учасників торгів (а саме більшість формує подальший рух ціни), то побудуємо регресійні моделі, використовуючи окремо кожен індикатор. Оскільки метою є

прогнозування мінімальної ціни на наступний день, то логічно вибрати за регресори  $S1$ ,  $S2$  і  $S3$ . З використанням індикатора *Pivot Point* регресійна модель набуде такого вигляду:

$$y(k) = -0,01644 + 2,1724 S1(k) - 5,388 S2(k) + 4,225 S3(k),$$

де  $k$  – дискретний час. В дану модель не введена авторегресійна складова, оскільки це призведе до виродженості матриці вимірів. Ця модель має такі основні статистичні характеристики якості:

$$R^2 = 0,9899, SSR = 0,0037, AIC = -8,2773, DW = 1,9541,$$

де  $R^2$  – коефіцієнт множинної детермінації;  $SSR$  – сума квадратів похибок моделі;  $AIC$  – інформаційний критерій Акайке;  $DW$  – статистика Дарбіна–Уотсона. Всі характеристики задовільні. Побудована модель має такі статистичні характеристики якості однокрокового (історичного) прогнозу:

$$СКП = 0,0038, САП = 0,0030, САПП = 0,2525 \%, U = 0,0016,$$

де СКП – середньоквадратична похибка; САП – середня абсолютна похибка; САПП – середня абсолютна похибка в процентах;  $U$  – коефіцієнт Тейла.

Використовуючи індикатор *Woodie's Pivot Points*, побудуємо таку регресійну модель:

$$y(k) = -0,0162 + 31,7362 W S1(k) - 1,2716 W S2(k) + 0,6286 y(k-1).$$

Ця модель має такі основні статистичні характеристики якості:

$$R^2 = 0,9899, SSR = 0,0037, AIC = -8,2739, DW = 1,9562.$$

Її статистичні характеристики однокрокового (історичного) прогнозу такі:

$$СКП = 0,0038, САП = 0,0030, САПП = 0,2530 \%, U = 0,0016.$$

З використанням індикатора *Fibonacci's Pivot Points* регресійна модель набуде вигляду

$$y(k) = -0,0162 + 4,2181 F S1(k) -$$

$$-1,1702FS2(k) - 2,039y(k-1)$$

із статистичними характеристиками

$$R^2 = 0,9899, SSR = 0,0037, AIC = -8,2739,$$

$$DW = 1,9563,$$

$$СКП = 0,0038, САП = 0,0030, САПП = 0,2530\%,$$

$$U = 0,0016.$$

Для порівняння побудуємо ще одну модель – авторегресійну (АР(1)):

$$y(k) = 0,00265 + 0,9974y(k-1)$$

із статистичними характеристиками

$$R^2 = 0,9826, SSR = 0,0064, AIC = -7,7427,$$

$$DW = 1,9037,$$

$$СКП = 0,0050, САП = 0,0038, САПП = 0,3193\%,$$

$$U = 0,0020.$$

Статистичні характеристики адекватності побудованих моделей і якості прогнозів наведено в табл. 4.

З табл. 4 видно, що всі побудовані моделі з використанням технічних індикаторів за своїми характеристиками є майже однаковими. Зазначимо, що найгіршою моделлю за статистичними показниками виявилася авторегресійна модель першого порядку.

Для докладнішого аналізу процесу ціноутворення розглянемо кореляційну матрицю регресорів, які використовувалися для побудови першої моделі (ліній підтримки з індикатора *Pivot Point*).

Як видно з табл. 5, регресори є взаємокорельованими. Такий самий результат отримуємо, побудувавши кореляційні матриці для регресорів інших моделей. Для того щоб зменши-

ти кореляцію, застосуємо процедуру ортогоналізації. Після цієї процедури кореляційна матриця регресорів першої моделі набуде вигляду, наведеного в табл. 6.

**Таблиця 5.** Кореляційна матриця регресорів першої моделі

	S1	S2	S3
S1	1,000000	0,990409	0,982478
S2	0,990409	1,000000	0,998722
S3	0,982478	0,998722	1,000000

**Таблиця 6.** Кореляційна матриця регресорів першої моделі після ортогоналізації

	S1ORT	S2ORT	S3ORT
S1ORT	1,000000	0,059083	0,234390
S2ORT	0,059083	1,000000	-1,31E-05
S3ORT	0,234390	-1,31E-05	1,000000

З даної таблиці видно, що кореляція між регресорами першої моделі істотно зменшилася. Зазначимо, що такий самий ефект мав місце і для регресорів інших моделей.

Далі побудуємо моделі з ортонормованими регресорами.

З використанням ортонормованих індикаторів *Pivot Point*, *Woodie's Pivot Points* і *Fibonacci's Pivot Points* регресійні моделі мають такий вигляд:

$$y(k) = -0,01644 + 19,4727S1ORT(k) - 0,0372S2ORT(k) + 0,0365S3ORT(k),$$

$$y(k) = -0,0162 + 0,3846WS1ORT(k) - 0,0429WS2ORT(k) + 0,6286y(k-1),$$

$$y(k) = -0,0162 + 58,652FS1ORT(k) - 0,0157FS2ORT(k) - 2,0393y(k-1).$$

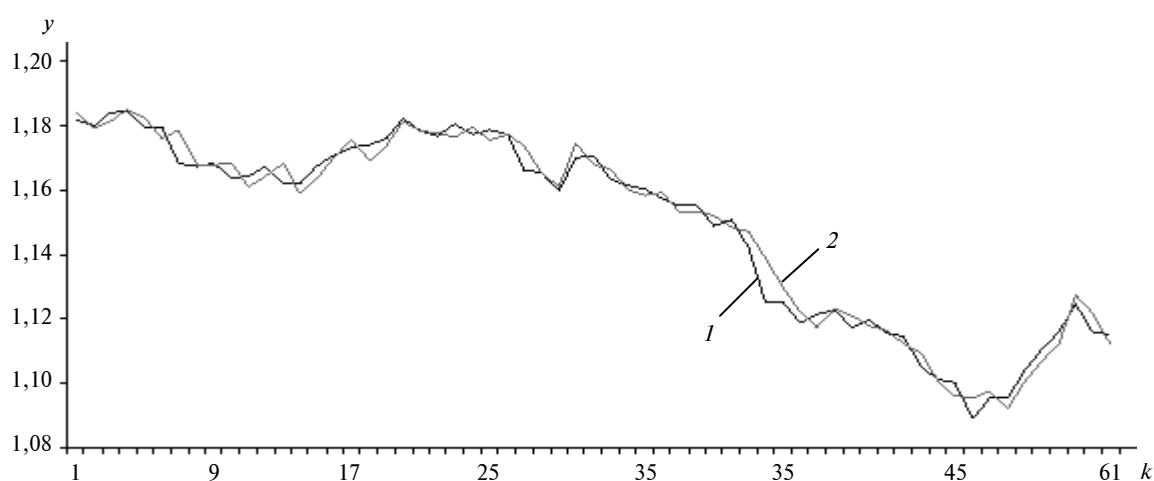
**Таблиця 4.** Характеристики адекватності побудованих моделей і якості прогнозів

Тип моделі	Характеристики моделі			Характеристики прогнозу				
	$R^2$	$\sum e^2(k)$	DW	СКП	САП	САПП	Коефіцієнт Тейла	КЗНП
<i>Pivot Point</i> -модель	0,99	0,0037	1,95	0,0038	0,0030	0,2525	0,0016	187
<i>Woodie's Pivot Points</i> -модель	0,99	0,0037	1,96	0,0038	0,0030	0,2530	0,0016	187
<i>Fibonacci's Pivot Points</i> -модель	0,99	0,0037	1,96	0,0038	0,0030	0,2530	0,0016	187
АР(1)	0,98	0,0064	1,90	0,0050	0,0038	0,3193	0,0020	125

*Примітка.* КЗНП – кількість збігів напрямку оцінки прогнозу з фактичним напрямком руху ціни.

Таблиця 7. Характеристики адекватності нових моделей і якості прогнозів

Тип моделі	Характеристики моделі			Характеристики прогнозу				
	$R^2$	$\sum e^2(k)$	$DW$	СКП	САП	САПП	Коефіцієнт Тейла	КЗНП
<i>Pivot Point</i> -модель	0,99	0,0037	1,95	0,0038	0,0030	0,253	0,0016	187
<i>Woodie's Pivot Points</i> -модель	0,99	0,0037	1,96	0,0038	0,0030	0,253	0,0016	187
<i>Fibonacci's Pivot Points</i> -модель	0,99	0,0037	1,96	0,0038	0,0030	0,253	0,0016	187
"Загальна" модель	0,99	0,0037	1,95	0,0038	0,0030	0,251	0,0016	179



Фактичні і прогнозовані значення часового ряду:  $y$  – значення ряду;  $k$  – дискретний час; 1 – Real; 2 – Forecast

Логічно також побудувати "загальну" регресійну модель з використанням незалежних змінних всіх ортогоналізованих рівнів підтримки, отриманих за допомогою всіх індикаторів. Модель матиме такий вигляд:

$$y(k) = -0,0151 + 19,5045 SER01 + 0,0035 SER02 + 0,0365 SER03 + 0,0014 SER04 + 0,0014 SER05 + 0,0028 SER07 + 0,0372 SER08 - 0,0005 SER09 + 0,0021 SER10 - 0,0526 SER11.$$

Статистичні характеристики адекватності останніх чотирьох моделей і якості прогнозів зведено в табл. 7.

Як видно з табл. 7, "загальна" модель має найкраще значення САПП від усіх інших моделей, але кількість збігів напрямку прогнозу є меншою, а затрати на обчислення більшими. Слід також зазначити, що статистичні характеристики моделей, отриманих з використанням ортогоналізованих даних, незначною мірою відрізняються від початкових моделей (оцінених за неортогоналізованими даними), тобто в да-

ному випадку ортогоналізація регресорів не приводить до істотного покращення якості моделі та оцінок прогнозів, отриманих за її допомогою. Цей факт можна пояснити тим, що обчислення індикаторів відбувається за подібними схемами і введення більшого числа регресорів у модель не веде до покращення її прогнозуючих властивостей. Загалом всі побудовані моделі характеризуються високою якістю прогнозів (САПП = 0,25 %), а коректне прогнозування напрямку руху ціни активу становить близько 73,3 %. Вище наведено частину графіка, який свідчить про те, що немає запізнення прогнозу по відношенню до фактичних значень (рисунок).

### Висновки

Перевагою запропонованого методу побудови регресійних моделей для прогнозування валютних коливань на міжнародному валютному ринку FOREX, який ґрунтується на використанні незалежних змінних у вигляді значень індикаторів технічного аналізу, є те, що він дає

можливість прогнозувати конкретне значення ціни вибраного активу без затримки в часі, яка спостерігається в багатьох дослідженнях, присвячених даній тематиці. Середня абсолютна похибка прогнозу в процентах не перевищила 0,25 %. Крім того, напрямок руху ціни активу прогнозується коректно з ймовірністю 73,3 %. Ортогоналізація індикаторів у даному випадку не привела до істотного покращення адекват-

ності моделі і якості прогнозів, що можна пояснити подібністю схем обчислення індикаторів та, відповідно, їх інформаційного наповнення.

У подальших дослідженнях необхідно скористатись ймовірнісними моделями процесів розвитку цін активів, які є логічним доповненням до регресійних.

П.И. Бидюк, А.В. Федоров

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ФИНАНСОВЫХ ПРОЦЕССОВ НА БИРЖЕ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИНДИКАТОРОВ ТЕХНИЧЕСКОГО АНАЛИЗА

Предложено метод построения регрессионных моделей для прогнозирования валютных колебаний на международном валютном рынке FOREX, которые базируются на использовании независимых переменных в виде значений индикаторов технического анализа. Установлено, что полученные прогнозы имеют высокое качество за статистическими характеристиками и не запаздывают во времени по сравнению с фактическими значениями процесса формирования цен.

P.I. Bidyuk, A.V. Fedorov

FORECASTING FINANCIAL PROCESSES AT THE FOREIGN EXCHANGE MARKET USING TECHNOLOGY INDICATORS

In this paper we propose a method for constructing the regression models in order to forecast currency changes at the Foreign exchange market (FOREX). This method is based on utilizing the technology indicators as the independent variables. According to statistical data, we determine that our forecasts enjoy high quality and do not delay as compared to actual values.

1. *Как увидеть деньги на экране монитора* / Под ред. В.И. Сафина. — СПб.: Питер, 2004. — 220 с.
2. *Найман Э.Л.* Трейдер-инвестор. — К.: ВИРА-Р, 2000. — 640 с.
3. *Бидюк П.И., Савенков О.И., Баклан І.В.* Часові ряди: моделювання і прогнозування. — К.: ЕКМО, 2004. — 142 с.
4. *Бидюк П.И., Федоров А.В.* Сравнение некоторых методов прогнозирования на нестационарных процессах // Пробл. управления и информатики: Междунар. науч.-техн. журн. — 2008. — № 2. — С. 130—139.
5. *Зайченко Ю.П.* Основы проектирования интеллектуальных систем. — К.: Слово, 2003. — 352 с.
6. *Бидюк П.И.* Системний підхід до прогнозування на основі моделей часових рядів // Системні дослідження та інформаційні технології. — 2003. — № 3. — С. 88—110.
7. <http://www.mataf.net/en/tools/home>

Рекомендована Радою  
Навчально-наукового комплексу  
“Інститут прикладного системного  
аналізу” НТУУ “КПІ”

Надійшла до редакції  
30 грудня 2008 року